

МЕТОДИКА ОПЕРАТИВНОЙ КОРРЕКТИРОВКИ СЦЕНАРИЯ ИЗУЧЕНИЯ ДИСЦИПЛИНЫ ПРИ ЭЛЕКТРОННОМ ОБУЧЕНИИ ПРОГРАММИРОВАНИЮ В ЗАВИСИМОСТИ ОТ ДОСТИГНУТЫХ РАНЕЕ РЕЗУЛЬТАТОВ ОБУЧЕНИЯ

Тимофеев А.Н.

Финансовый университет при Правительстве РФ, Москва, Россия
tan@sibdigital.net

Аннотация. В статье рассматриваются вопросы формирования индивидуальной образовательной траектории. Целью работы является создание научно-методического аппарата для достижения заданного уровня компетенций в предусмотренный срок. Для достижения цели применены агентный подход и методы глубокого обучения. Предложена модель, характерной особенностью которой является использование нейросетевого подхода для интеллектуальной поддержки практической работы студента, в которой за счет формализации процесса взаимодействия агентов в виде вектора взаимосвязанных состояний для решения задачи многокритериальной оптимизации, учета воздействия деструктивных факторов на качество и сроки освоения предмета, обеспечивается динамическое формирование траектории освоения. На основе модели разработана методика оперативной корректировки сценария изучения дисциплины. Вычислительный эксперимент показал, что применение модели в результатocентрированном образовательном пространстве привело к уменьшению времени достижения заданного уровня компетенций на 23–35%.

Ключевые слова: многоагентная система, большая языковая модель, индивидуальная образовательная траектория, электронные обучающие системы, глубокое обучение.

Введение

Современные требования к качеству образования в условиях сокращения сроков и дефицита подготовленных, высокопрофессиональных преподавателей обуславливают необходимость формирования индивидуальных траекторий обучения, что в значительной мере усложняет контроль знаний и организацию учебного процесса.

Существующие электронные обучающие системы (ЭОС) и перспективные так называемые интеллектуальные электронные обучающие системы (ИЭОС), несмотря на широкое применение адаптивного обучения, не позволяют в полной мере обеспечить требуемый уровень освоения в установленные государственными стандартами сроки с учетом индивидуальных особенностей обучающихся.

Попытки автоматизации учебного процесса с помощью ИЭОС сталкиваются с принципиальными ограничениями, обусловленными отсутствием модели взаимодействия участников процесса обучения, учитывающей зависимость параметров индивидуальной образовательной траектории (ИОТ) от текущего уровня освоения предмета с учетом как затраченного, так и оставшегося времени.

В статье исследуется процесс достижения обучающимся требуемого уровня компетенций в заданные сроки, за счет формирования индивидуальной динамически формируемой траектории освоения учебного предмета, учитывающей особенности каждого обучающегося путем выбора наиболее подходящих вариантов прохождения ИОТ.

1. Постановка задачи

Согласно требованиям Закона об образовании в Российской Федерации под индивидуальной образовательной траекторией (траекторией освоения) следует понимать индивидуальный учебный план, в котором определяется «перечень, трудоемкость, последовательность и распределение по периодам обучения учебных предметов, курсов, дисциплин (модулей), практики, иных видов учебной деятельности и формы промежуточной аттестации обучающихся». Индивидуальный учебный план обеспечивает «освоение образовательной программы на основе индивидуализации ее содержания с учетом особенностей и образовательных потребностей конкретного обучающегося».

Вопросы формирования ИОТ рассматривались исследователями с точки зрения разных подходов: О.Х.З. Аль-Дулаими [0] использовал нейросетевые модели, Д.С. Ботов [2] использовал методы искусственного интеллекта и теории графов в задачах адаптивного обучения, Р.Е. Медведев, И.Е. Николаева [3, 4] применяли онтологический подход и базы знаний, статистические методы и теорию принятия решений – Ф.Х. Нгуен [5], Т.М. Шамсутдинова [6] рассматривает вопросы проектирования адаптивных учебных курсов, включающих альтернативные сценарии прохождения.

При этом указанные авторы под процессом принятия решений о корректировке ИОТ понимали разработку учебных планов, соответствующих формализованным требованиям (стандартам,

статистике, профилю обучающегося) на момент составления плана с последующей оценкой прохождения обучающимся траектории. Такой подход не в полной мере учитывает недетерминированность деятельности обучающегося по освоению предмета, что ведет к отклонению фактической ИОТ от траектории, заданной при составлении плана. Возникновение таких отклонений деструктивно влияет на качество и сроки освоения предмета.

Необходимый учет недетерминированности [7] процесса обучения может обеспечить применение так называемого [8] агентного подхода, в котором участники образовательного процесса (преподаватель, студент и др.) описываются как интеллектуальные агенты, которые выбирают действия, максимизирующие меру своей эффективности, основываясь на воспринимаемой информации и знаниях, хранящихся в памяти.

При такой формализации участники процесса обучения – это множество агентов, образующих многоагентную систему, в которой их взаимодействие регулируется протоколами коммуникации и правилами принятия решений и направлено на достижение общей цели [9, 10]. Под целью понимается выполнение учебного плана путем оперативной корректировки ИОТ с учетом соблюдения заданного уровня компетенций и сроков обучения, что может быть выражено как соблюдение следующего ограничения:

$$R^{min} \leq R \leq R^{max}, T \leq T^{регл} \quad (1)$$

R – заданный в виде безразмерной шкалы [1 ... M] уровень освоения при электронном обучении программированию.

T – фактическое время (в часах) изучения учебной дисциплины;

R^{min} – удовлетворительный уровень освоения согласно образовательной программе дисциплины;

R^{max} – максимально возможный уровень освоения согласно образовательной программе дисциплины;

$T^{регл}$ – регламентированное время (в часах) изучения учебной дисциплины согласно образовательной программе дисциплины.

Для описания этой зависимости может быть использована иерархическая линейная модель, позволяющая на разных уровнях учесть взаимосвязи между участниками учебного процесса. Для этого определим, что участниками учебного процесса являются преподаватель и ученик, которые образуют два уровня иерархической модели:

- Индивидуальный уровень (преподаватель, обучающийся)
- Групповой уровень (взаимодействующие преподаватель и обучающийся)

На индивидуальном уровне на результаты влияют такие предикторы как выделенное время и количество ошибок. На групповом уровне добавляется предиктор ошибок при оценке уровня компетенций ученика. Таким образом зависимость $R = f(T)$ может быть уточнена с применением иерархической линейной модели.

Первый уровень модели описывается следующим образом:

$$r_i^{1s} = \frac{\beta_{1s}}{(T_i - T_{i-1})} + \alpha_{1s}e_i^s + u_{1s} \quad (2)$$

$$r_i^{1l} = \frac{\beta_{1l}}{(T_i - T_{i-1})} + \alpha_{1l}e_i^l + u_{1l} \quad (3)$$

Где:

r_i^{1s} – функция, описывающая зависимость от обучающегося результата на i -ом этапе индивидуальной образовательной траектории, включающая:

T_i – времени (в часах) на прохождение i -ого этапа ИОТ

T_{i-1} – времени (в часах) на прохождение предыдущего этапа ИОТ

β_{1s} – коэффициента, определяющий зависимость компонента результата r_i^{1s} от времени

e_i^s – количества ошибок, допускаемого учеником при выполнении контрольных заданий, необходимых для прохождения i -ого этапа ИОТ

α_{1s} – коэффициента, определяющего зависимость компонента результата r_i^{1s} от количества ошибок e_i^s

u_{1s} – коэффициента зависимости обучающегося от случайных эффектов.

r_i^{1l} – функция, описывающая зависимость от преподавателя результата на i -ом этапе индивидуальной образовательной траектории, включающая:

T_i – времени (в часах), затраченного преподавателем на прохождение обучающимся i -ого этапа ИОТ
 T_{i-1} – времени (в часах), затраченного преподавателем на прохождение обучающимся предыдущего этапа ИОТ

β_{1l} – коэффициента, определяющего зависимость компонента результата r_i^{1s} от времени

e_i^l – количества ошибок, допускаемого преподавателем при определении уровня компетенций ученика, необходимых для прохождения i -ого этапа ИОТ;

α_{1l} – коэффициента, определяющего зависимость компонента результата r_i^{1l} от количества ошибок e_i^l

u_{1l} – коэффициента зависимости преподавателя от случайных эффектов.

Второй уровень модели описывается следующим образом:

$$r_i^2 = r_{i-1}^2 + (r_i^{1s} + r_i^{1l} + u_2) \times ctrle \quad (4)$$

$$R = r_N^2 \quad (5)$$

Где:

r_{i-1}^2 – значение уровня освоения на предыдущем этапе ИОТ;

u_2 – коэффициент зависимости прохождения этапа ИОТ от случайных эффектов.

$ctrle \rightarrow \{1, \dots, M\}$, функция оценки, где M – максимальный уровень оценки.

r_N^2 – значение уровня освоения на завершающем этапе ИОТ.

Значениями, которые могут варьироваться для достижения заданного уровня освоения R , являются коэффициенты β_{1s} , α_{1s} , β_{1l} , α_{1l} и количества ошибок e_i^s , e_i^l .

Коэффициенты временных зависимостей могут быть выражены следующим образом:

$$\beta_{1s} = w_{b1s}(t^{CPC} + t^{Конт}) \quad (6)$$

$$\beta_{1l} = w_{b1l}\left(\frac{t^{Конт}}{count_s}\right) \quad (7)$$

Где:

w_{b1s}, w_{b1l} – веса, определяющие значимость коэффициентов зависимостей

t^{CPC} – время самостоятельно работы студента

$t^{Конт}$ – время контактной работы студента и преподавателя

$count_s$ – количество студентов в группе обучающихся

Коэффициенты зависимостей ошибок могут быть выражены следующим образом:

$$\alpha_{1s} = w_{a1s} \times t^{Испр} \quad (8)$$

$$\alpha_{1l} = w_{a1l} \times t^{Доп} \quad (9)$$

Где:

w_{a1s}, w_{a1l} – веса, определяющие значимость коэффициентов зависимостей

$t^{Испр}$ – время, затрачиваемое на исправление ошибок

$t^{Доп}$ – дополнительное время на прохождение этапа ИОТ

Изменение функций, описанных двухуровневой моделью возможно путем корректировки коэффициентов β_{1s} , α_{1s} , β_{1l} , α_{1l} .

Таким образом цель исследования может быть достигнута путем оптимизации коэффициентов β_{1s} , α_{1s} , β_{1l} , α_{1l} . Задача оптимизации может быть выражена как нахождение следующей функции:

$$argmin v(B, \theta, R) \quad (10)$$

При заданных ограничениях:

$$R^{min} \leq R \leq R^{max}, T \leq T^{регл} \quad (11)$$

Где:

B – интеллектуальная электронная образовательная система, позволяющая корректировать коэффициенты β_{1s} , α_{1s} , β_{1l} , α_{1l} и описываемая в виде кортежа параметров:

$$B = \langle A^S, A^L, C, E, Z, K \rangle \quad (12)$$

Параметрами B являются:

- множество агентов-обучающихся A^S ;
 - множество агентов-преподавателей A^L ;
 - множество изучаемых дисциплин C ;
 - множество учебно-методических материалов E , таких что e_j соответствует дисциплине c_i ;
 - множество форм взаимодействия Z между агентами-обучающимися a_r^S и агентами-преподавателями a_r^L по дисциплине c_i ;
 - множество форм контроля K , которые используются для оценки уровня освоения материала e_j , для каждой формы контроля k_i определена функция оценки освоения материала e_j $ctrl(e_j, z_i, k_i) \rightarrow \{1, \dots, N\}$, где N – максимальный уровень оценки, для каждой дисциплины c_i определена функция $ctrl(c_i) = \sum(r_i^{1s} + r_i^{1l} + u_2) \times ctrl(e_j, z_i, k_i)$
- Θ – параметры среды, множество временных характеристик (в часах) изучения дисциплины c_i , $\Theta \ni \{T, T^{регл}, t^{СПС}, t^{Конт}, t^{Испр}, t^{Доп}\}$.

R – заданный в виде безразмерной шкалы $[1 \dots M]$ уровень освоения при электронном обучении программированию.

Вычисление $argmin v$ должно обеспечивать выполнение следующего критерия оптимальности:

$$(k^{min} = 1 \wedge k^T \approx 1) \vee (k^{max} \approx 1 \wedge k^T \leq 1) \quad (13)$$

$$k^{min} = \frac{R}{R^{min}} \rightarrow 1; k^{max} = \frac{R}{R^{max}} \rightarrow 1; k^T = \frac{T}{T^{регл}} \rightarrow min \quad (14)$$

Где:

k^{min} – безразмерный коэффициент, являющийся критерием достижения удовлетворительного уровня освоения;

k^{max} – безразмерный коэффициент, являющийся критерием достижения максимально возможного уровня освоения;

k^T – безразмерный коэффициент, являющийся критерием соблюдения регламентированного времени освоения.

При этом должно соблюдаться условие, что за заданное время $T^{регл}$ должен быть достигнут минимальный уровень освоения модулей учебных дисциплин R , а в случае, если фактическое время T меньше регламентированного времени $T^{регл}$ уровень освоения должен максимизироваться $\frac{R}{R^{max}} \rightarrow 1$ до момента достижения $T^{регл}$.

Для достижения цели в условиях указанных ограничений необходимо разработать модель и методику, позволяющую решить в ИЭОС следующие задачи:

- динамически изменить ИОТ на основе оценки текущего состояния достижения требуемого уровня профессиональных компетенций;
- провести планирование действий участников образовательного процесса на основе динамически измененной ИОТ.

2. Обзор существующих решений

Одним из вариантов решения задачи оперативной корректировки ИОТ в зависимости от поступающей в режиме реального времени информации об учебном процессе является применение ИЭОС, в которых поведение агентов описано не правилами, а задано моделью, обученной методами машинного обучения. Как правило, в таких системах используется глубокое обучение, а именно большие языковые модели (БЯМ, LLM), эффективность которых как агентов, решающих различные задачи, достаточно детально описана в исследованиях [11, 12]. Однако исследования показывают, что персонализация системных подсказок с использованием разных «персон» для LLM не всегда улучшает их производительность, что важно учитывать при построении образовательных агентов [13].

Применению больших языковых моделей для решения и проверки практических задач курсов программирования для студентов профильных специальностей или курсов базовой математики для детей посвящены работы A. Becker, P. Denny, N. Dunder, J. Finnie-Ansley, M. Hassany, N. Kiesler, C. Lee, A. Luxton-Reilly, S. Oh, C. Zhang. Однако в указанных работах с обучающимся взаимодействует либо один специализированный агент (как правило, имеющий роль «Преподаватель»), либо действия агентов не координируются, что ограничивает масштабируемость и эффективность данных решений. Использование многоагентного подхода позволяет формализовать взаимодействие агентов, включая

правила коммуникации и оптимизацию их действий, что соответствует теоретическим основаниям многоагентных систем [14].

Отдельные исследователи предлагают многоагентные ИЭОС, в которых действия агентов в той или иной мере координируются. Так, исследователи под руководством Wang T, создали модель GenMentor [15] – многоагентную систему, где каждый агент на базе LLM выполняет специализированную задачу. Однако даже такие эффективные системы как GenMentor не являются результатом ориентированными, поскольку в них отсутствует формализованное описание критерия достижения целей взаимодействия, что не позволяет дать ответ на вопрос: будет ли достигнут требуемый (иногда минимальный) уровень профессиональных компетенций за отведенное рабочей программой время.

Модель оперативной корректировки сценария изучения дисциплины при электронном обучении программированию в зависимости от достигнутых ранее результатов обучения

Процесс оперативной корректировки индивидуальной динамически формируемой траектории освоения может быть представлен следующим кортежем параметров:

$$B_i = \langle A^S, A^L, C, E, Z, K \rangle \quad (15)$$

Параметрами B_i являются:

Множество агентов-обучающихся A^S ; множество агентов-преподавателей A^L ; множество изучаемых дисциплин C ; множество учебно-методических материалов E , таких что e_j соответствует дисциплине.

Множество форм взаимодействия Z между агентами-обучающимися a_r^S и агентами-преподавателями a_r^L по дисциплине c_i .

Множество форм контроля K , которые используются для оценки уровня освоения материала e_j , для каждой формы контроля k_i определена функция оценки освоения материала $e_j \text{ ctrl}(e_j, z_i, k_i) \rightarrow \{1, \dots, N\}$, где N – максимальный уровень оценки, для каждой дисциплины c_i определена функция $\text{ctrl}(c_i) = \sum \text{ctrl}(e_j, z_i, k_i)$. Функция $\text{ctrl}(e_j, z_i, k_i)$ является оценочным средством для контроля достижения на этапе ИОТ tr_i минимального уровня освоения R_e^{\min} .

Обеспечение достижения требуемого уровня профессиональных компетенций за заданное время может быть выражено как нахождение при заданных в постановке задачи ограничениях следующей функции:

$$\text{argmin } v(B_i, T, \Theta, R) \quad (16)$$

T – время изучения дисциплины при обучении в системе электронного обучения;

Θ – параметры среды, множество временных характеристик изучения дисциплины c_i : время, затраченное преподавателем, время освоения студентом и т.д.

R – уровень освоения дисциплины при обучении в ИЭОС. Каждый уровень освоения r_q вычисляется функцией $\text{ctrl}(c_i) \rightarrow \{1, \dots, N\}$.

v – критерий оптимальности

$$v = (k^{\min} = 1 \wedge k^T \approx 1) \vee (k^{\max} \approx 1 \wedge k^T \leq 1); v_c^u \rightarrow \text{true} \quad (17)$$

$$k^{\min} = \frac{R}{R^{\min}} \rightarrow 1; k^{\max} = \frac{R}{R^{\max}} \rightarrow 1; k^T = \frac{T}{T^{\text{регл}}} \rightarrow \min \quad (18)$$

Для достижения критерия оптимальности предлагается использовать модель оперативной корректировки сценария изучения дисциплины при электронном обучении программированию в зависимости от достигнутых ранее результатов обучения M^A , которая может быть описана как следующий кортеж:

$$M^A = \langle A, C', Kb^A, Tr^0, Tr \rangle \quad (19)$$

A – множество агентов, функционирующих в модели, включает в себя различные типы агентов: людей, большие языковые модели и программные модули. Каждый агент $a \in A^L$ учебного процесса описывается как множество функций, отображающих историю изменения состояния агентов $state$ в зависимости от их восприятий (например, текст, введенный обучающим) $perc$ и выполняемых действий $action$:

$$A = \{f_0, f_1, \dots, f_k\}, state \rightarrow target \quad (20)$$

Агенты a_i имеют разные начальные и промежуточные состояния $state$, восприятия $percept$ и совершают различные действия $action$, однако целью их функционирования является достижение общего завершающего состояния $state_{fin} \approx target = v$, что отражает результатцентрированность модели.

C' – множество дисциплин, которые доступны для прохождения, $C' \subseteq C$.

Kb^A – множество баз знаний, из которых формируются компетенции агентов и в соответствии с которыми компетенции проверяются.

Tr^0 – множество эталонных траекторий обучения (рабочих программ)

Tr – множество траекторий обучения.

Множество агентов A может описываться следующим образом:

$$A = A^H \cup A^{LL} \cup A^J \cup A^M \quad (21)$$

A^H – множество агентов-людей.

A^{LL} – множество агентов, являющихся большими языковыми моделями, такое, что в нем обязательно наличие агента-преподавателя $a_r^{LL} = a_r^{LT} \in A^{LL}$, агента-практика $a_i^{LP} \in A^{LL}$ и агента-инспектора $a_i^{LV} \in A^{LL}$. Каждый агент a_i^L описывается следующим образом:

$$a_i^L = \langle context, model \rangle; context = \langle context^{pers}, context^{comp} \rangle \quad (22)$$

$context$ – контекст, который задается агенту. Контекст агента состоит из персональной $context^{pers}$ и профессиональной частей $context^{comp}$. Профессиональная часть создается путем преобразования информации из баз знаний Kb^A в текстовые утверждения.

$model$ – большая языковая модель, на которой основан агент. Выбор модели зависит от процедуры принятия решений.

A^J – множество агентов-верификаторов. Агентами-верификаторами могут быть программные модули, способные выполнять функции оценки $ctrl$.

A^M – множество, включающее одного агента-модератора $a_0^M \in A^M$.

Множество курсов C , которые доступны для прохождения содержит материалы, задающие контекст и задания, которые должны быть решены агентами описываются следующим образом:

$$C' = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}; c_i = \langle context^c, E_{c_i} \rangle \quad (23)$$

$context^c$ – контекст дисциплины, созданный путем преобразования информации из баз знаний B в текстовые утверждения и добавления утверждений, созданных агентом-преподавателем $a_i^{HT} \in A^{HT}$ с помощью функции $convert(e_j, a_r^L)$, которая реализуется посредством предложенного D. Edge и H. Trinh метода Graph RAG. Таким образом $context^c$ описывается как множество строк, содержащих утверждения:

$$context^c = \{c_1, c_2, \dots, c_m\} \quad (24)$$

E_{c_i} – множество учебно-методических материалов дисциплин C' , $E_{c_i} \subseteq E$, каждый из которых описывается четверкой, которая включает набор теоретических сведений, постановку задачи, тестовые примеры и подсказки:

$$E_{c_i} = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}; e_i = \langle THEORY, TASK, TEST, PROMPT \rangle \quad (25)$$

$THEORY$ – множество теоретических сведений дисциплины, $TASK$ – множество задач, которые обучающийся должен решить, $TEST$ – множество контрольных примеров. $PROMPT$ – множество подсказок о задачах курса, каждый элемент $prompt_i$ множества содержит пару $\langle task_r c_q \rangle$, в которой текстовое утверждение c_q сопоставлено задаче $task_r$.

Множество эталонных траекторий обучения Tr^0 (рабочих программ) описывается следующим образом:

$$Tr^0 = \{tr_1^0, tr_2^0, \dots, tr_m^0\}; tr_i^0 = \langle e_j^c, R_e^{min}, t_e^{min} \rangle \quad (26)$$

e_j^c – учебно-методический материал курса c_k , R_e^{min} – заданный уровень освоения компетенций, t_e^{min} – заданное время на освоение.

Множество пройденных траекторий обучения Tr описывается следующим образом:

$$Tr = \{tr_1, tr_2, \dots, tr_m\}; tr_i = \langle a_j^{HS}, D \rangle \quad (27)$$

a_j^{HS} – агент-обучающийся.

D – множество прохождений траектории, которое описывается следующим образом:

$$D = \{d_1, d_2, \dots, d_m\}; d_i = \langle e_j^C, A^d, Me, Re \rangle \quad (28)$$

Каждый диалог d_i описывается как четверка, состоящая из следующих элементов:

e_j^C – учебно-методический материал курса c_k , по которому выполняется прохождение d_i . A^d – множество агентов, участвующих в диалоге. Me – множество сообщений между агентами в рамках прохождения. Re – множество результатов прохождения.

При прохождении ИОТ через e_j^C устанавливается связь между запланированным tr_i^0 и фактическим tr_i , что позволяет сравнивать запланированные уровни освоения компетенций R_e^{min} и фактические результаты re_i .

Множество баз знаний Kb^A , из которых формируются компетенции агентов и в соответствии с которыми компетенции проверяются описывается следующим образом:

$$Kb^A = \{kb_1, kb_2, \dots, kb_m\} \quad (29)$$

База знаний kb_i формируется с помощью функции $convert'(e_j, a_r^l)$ на основе учебно-методических материалов и моделей компетенций обучающихся с применением алгоритма генерации с дополненной выборкой для адаптации траектории освоения рабочей программы.

На основе предложенной модели можно описать методику оперативной корректировки сценария изучения дисциплины при электронном обучении программированию в зависимости от достигнутых ранее результатов обучения:

- Для прохождения d_j текущего этапа ИОТ tr_i на сообщении me_k агентом-модератором a_0^M определена необходимость в оценке текущего уровня освоения.
- Агент-модератор a_0^M передает диалог одному из агентов-верификаторов $a_i^J \in A^J$. Агент-верификатор вычисляет текущий уровень освоения с помощью функции $ctrl(e_j, z_i, k_i)$.
- Если текущий уровень освоения $r_{dj} > R_e^{min}$, то выполняется переход к шагу оценки времени. В противном случае прохождение d_j продолжается.
- Если текущее время прохождения $t_{dj} < t_e^{min}$, то происходит переход к шагу построения углубленного сценария, в противном случае происходит переход к шагу построения выравнивающего сценария.
- Углубленный сценарий формируется в условиях, когда $r_{dj} > R_e^{min} \wedge t_{dj} < t_e^{min}$, то есть конкретный студент легко справляется с выполнением рабочей программы, поэтому на нем выбирается такой следующий этап траектории tr_{i+1} , в котором содержится базовый или углубленный уровень учебно-методических материалов e_j^C , что обуславливает формирование углубленного контекста агента-преподавателя a_r^l .
- Выравнивающий сценарий формируется в условиях, когда $r_{dj} \geq R_e^{min} \wedge t_{dj} \geq t_e^{min}$ то есть конкретный студент с трудом справляется с выполнением рабочей программы, поэтому на нем выбирается такой следующий этап траектории tr_{i+1} , в котором содержится базовый или упрощенный уровень учебно-методических материалов e_j^C , что обуславливает формирование упрощенного контекста агента-преподавателя a_r^l .
- Происходит переход к этапу ИОТ tr_{i+1} .

Обобщая приведенную методику, можно сказать, что используемая в ней модель за счет использования интеллектуальных агентов позволяет оперативно определить момент достижения минимального уровня освоения и принять решение о следовании ранее запланированной ИОТ или ее изменении и выборе альтернативных модулей. Также модель дает возможность динамической корректировки сценария прохождения ИОТ путем изменения контекста интеллектуальных агентов.

3. Вычислительный эксперимент

Для оценки эффективности применения предложенной модели авторами был проведен вычислительный эксперимент с использованием прототипа ИЭОС. Эксперимент проходил в рамках курса по направлению «Прикладная информатика» Восточно-Сибирского государственного университета технологий и управления.

Эксперимент основывался на следующих исходных данных: участвовало две группы студентов по 7 человек, которым необходимо было смоделировать 378 диалогов в рамках 6 сценариев из предметной области обучения программированию базового уровня. При моделировании использовались три различных LLM: ChatGPT, Сбер GigaChat, YandexGPT.

Индивидуальная образовательная траектория для студентов строилась на основе эталонных траекторий tr_i^0 , включающих изучение трех тем и решение по каждой теме контрольных задач.

Также были сформулированы следующие допущения:

- Нулевая гипотеза (H_0) – использование модели М в обучении программированию не оказывает значимого влияния на достижение требуемого уровня освоения профессиональных компетенций в заданные сроки обучения.
- Альтернативная гипотеза (H_1) – использование модели М способствует достижению требуемого уровня освоения профессиональных компетенций в заданные сроки обучения.

В каждом из шести диалогов использование LLM приводит к сокращению времени выполнения задач по сравнению с преподавателем. Это указывает на то, что LLM могут помогать студентам выполнять задачи быстрее.

Результаты времени выполнения задач студентами с преподавателем и с использованием LLM приведены в Таблице 1.

Таблица 1. Среднее время работы

Задача	С преподавателем (мин.)	С LLM (мин.)					
		Диал. 1	Диал. 2	Диал. 3	Диал. 4	Диал. 5	Диал. 6
1	111	74	78	80	85	79	82
2	191	124	130	135	140	125	132
3	258	168	175	180	185	172	176

Для определения влияния использования LLM на временные затраты был проведен сравнительный анализ продолжительности выполнения задач с преподавателем и с LLM.

Результаты сравнительного анализа временных затрат на выполнение задач с преподавателем и с использованием LLM представлены в Таблице 2. Полученные результаты показывают, что применение LLM позволяет уменьшить время выполнения задач на 23–35%.

Таблица 2. Сравнительный анализ временных затрат

Задача	С преподавателем (мин.)	$max(T_{LLM})$ (мин.)	ΔT_{min} (%)	$min(T_{LLM})$ (мин.)	ΔT_{max} (%)
1	111	85	23,42	74	33,3
2	191	140	26,7	124	35,08
3	258	185	28,29	168	34,9

Для оценки влияния LLM на временные затраты преподавателя по сравнению с традиционным форматом обучения был проведен комплексный статистический анализ. Для статистического анализа были использованы следующие методы: t-критерий Стьюдента, дисперсионный анализ (ANOVA) и хи-квадрат (χ^2)-тест.

Результаты статистического анализа по t-критерию Стьюдента показали, что $t = 3,9389$ при $p\text{-value} = 0,0588$. Размер выборки составил $n = 3$ (количество задач), что соответствует числу степеней свободы $df = n - 1 = 2$. При уровне значимости 0,05 и $df = 2$ критическое значение составляет $t_{кр} = 4,303$.

Полученные при дисперсионном анализе (ANOVA) результаты ($F = 1,2940$, $p\text{-value} = 0,3188353269$) не указывают на наличие статистически значимых различий между группами, поскольку $p\text{-value}$ значительно больше уровня значимости 0,05. При уровне значимости 0,05, критическое значение для $df_1 = 1$ и $df_2 = 4$ составляет $F_{кр} = 7,71$.

Результаты теста хи-квадрат ($\chi^2 = 130,6004$, $p\text{-value} = 1,77 \times 10^{-26}$) указывают на высокую статистическую значимость различий. При уровне значимости 0,05 и $df = 12$, критическое значение составляет $\chi^2_{кр} \approx 21,03$.

Проведенный эксперимент позволяет дать ответы на выдвинутые гипотезы:

- Нулевая гипотеза (H_0) не может быть полностью отвергнута. Результаты t-критерия Стьюдента показывают различие между традиционным подходом и использованием модели М, однако это различие не достигает статистической значимости на уровне 0,05. Результаты хи-квадрат теста

показывают статистически значимые изменения в распределении временных затрат, что указывает на структурные различия в процессе обучения при использовании модели.

- Альтернативная гипотеза (H_1) получила частичное подтверждение. Результаты хи-квадрат теста однозначно отвергают гипотезу о случайном характере различий во временных затратах, что свидетельствует о структурном изменении процесса обучения при использовании модели. Во всех случаях применение модели приводило к уменьшению времени работы над заданиями: относительное сокращение составило 23–35%.

Относительное сокращение времени ΔT составило 23–35% ($\Delta T_{min} = 23,42\%$, $\Delta T_{max} = 35,08\%$). При этом результаты t-критерия Стьюдента ($t = 3,9389$, $p\text{-value} = 0,0588$) и дисперсионного анализа ($F = 1,2940$, $p\text{-value} = 0,3188353269$) не показывают статистически значимых различий между методами обучения. Однако результаты хи-квадрат теста ($\chi^2 = 130,6004$, $p\text{-value} = 1,77 \times 10^{-26}$) подтверждают значительное влияние LLM на распределение временных затрат, что свидетельствует о структурных изменениях в процессе обучения при его использовании.

Полученные результаты позволяют утверждать, что применение методики оперативной корректировки сценария изучения дисциплины при электронном обучении программированию в зависимости от достигнутых ранее результатов обучения, позволяет достигнуть требуемый уровень компетенций в заданные сроки обучения

4. Заключение

Многоагентный подход в обучении является перспективным направлением оптимизации работы ИЭОС в условиях дефицита трудовых ресурсов и быстрого устаревания знаний и компетенций.

В настоящей работе предложена новая модель оперативной корректировки сценария учебного процесса (практикума) у конкретного студента, особенностью которой является использование нейросетевого подхода для интеллектуальной поддержки практической работы студента. В модели за счет формализации процесса взаимодействия агентов в виде вектора взаимосвязанных состояний для решения задачи многокритериальной оптимизации, учета воздействия деструктивных факторов на качество и сроки освоения предмета, обеспечивается динамическое формирование траектории освоения, что позволяет учесть влияние деструктивных факторов и получить зависимости необходимые для динамического построения индивидуальной образовательной траектории.

Исследования показали, что областью наиболее эффективного применения предложенной модели является управление ИОТ в результатосцентрированном образовательном пространстве, где запланированы альтернативные варианты результатов обучения и есть соответствующие оценочные средства для их контроля и изменения.

Необходимо заметить, что предложенная модель зависит от качества материалов, из которых формируется база знаний агентов и методов, с помощью которых происходит применением алгоритма генерации с дополненной выборкой. Это актуализирует возможные направления дальнейшей доработки модели: создание набора эталонных тестов и метрик качества баз знаний и работы LLM, использующих такие базы знаний, создание симуляций работы модели, в которых в качестве студентов также будут выступать другие большие языковые модели.

Литература

1. *Аль-Дулаими О.Х.З.* Интеллектуализация процессов принятия решений в системе управления качеством подготовки обучаемых в организационных корпоративных системах на основе нейросетевых моделей представления знаний: дис. канд. техн. наук. – Воронеж, 2024. – Режим доступа: <https://cchgeu.ru/science/dissertatsionnye-sovety/dissertatsionnyy-sovet-d-212-037-13/soiskateli/al-dulaimi.php> (дата обращения: 18.05.2025).
2. *Ботов Д.С.* Методы и алгоритмы интеллектуальной поддержки формирования образовательных программ по требованиям рынка труда на основе нейросетевых моделей языка: дис. канд. техн. наук. – Уфа, 2019. – Режим доступа: https://www.ugatu.ru/media/uploads/MainSite/Science/dissovet/12/2019/BotovDS/dissert_BotovDS.pdf (дата обращения: 18.05.2025).
3. *Медведев Р.Е.* Алгоритмы автоматизированного формирования баз знаний для систем дистанционного обучения: автореф. дис. канд. техн. наук. – Рязань, 2013. – Режим доступа: [https://vak.minobrnauki.gov.ru/az/server/php/filer_new.php?table=att_case&fld=autoref&key\[\]=134140](https://vak.minobrnauki.gov.ru/az/server/php/filer_new.php?table=att_case&fld=autoref&key[]=134140) (дата обращения: 18.05.2025).
4. *Николаев И.Е.* Методы и алгоритмы интеллектуальной поддержки формирования требований вакансии на основе нейросетевых моделей языка и актуальных требований рынка труда: дис. канд. техн. наук. – Челябинск, 2024. – Режим доступа: <https://uust.ru/media/dc/24247902/234/nikolaev-ivan-evgenevich-2024-10-08/dissertation.pdf> (дата обращения: 18.05.2025).

5. *Нгуен Ф.Х.* Модели и алгоритмы обработки информации для поддержки принятия решений при управлении программами дополнительного профессионального образования персонала промышленных предприятий: дис. канд. техн. наук. – Новочеркасск, 2021. – Режим доступа: https://www.npr-tu.ru/assets/diss/d212.304.02/files/hau/diss_nguyen_phuc_hau.pdf (дата обращения: 18.05.2025).
6. *Шамсутдинова Т.М.* Формирование индивидуальной образовательной траектории в адаптивных системах управления обучением // Открытое образование. – 2021. – Т. 25, № 6. – С. 36–44. DOI:10.21686/1818-4243-2021-6-36-44.
7. *Бояров М.Е., Тимошенко А.В., Назаров А.И.* Формализация задачи автономного группового управления робототехническими комплексами в тактическом звене при условии недетерминированности среды // Состояние и перспективы развития современной науки по направлению "Робототехника": сб. ст. IV Всерос. науч.-техн. конф., Анапа, 20–21 июля 2022 г. – Анапа: ФГАУ "Военный инновационный технополис "ЭРА", 2022. – С. 243–248.
8. *Рассел С., Норвиг П.* Искусственный интеллект. Современный подход: в 3 т. – 4-е изд. – Т. 3. – М.: Диалектика, 2022. – 637 с.
9. *Бородин В.В., Клецов Д.А., Тимошенко А.В., Щевцов В.А.* Многоагентная динамическая модель многокритериального информационного взаимодействия структурных элементов самоорганизующейся сети передачи данных наземно-воздушной системы мониторинга // Известия Российской академии наук. Теория и системы управления. – 2023. – № 1. – С. 123–136.
10. *Исаков А.О., Перегородиев Д.Е., Томилов И.В. и др.* Особенности организации игрового взаимодействия асимметричных агентов с использованием графовых нейронных сетей // Науч.-техн. вестник информационных технологий, механики и оптики. – 2024. – Т. 24, № 6. – С. 1044–1048.
11. *Sun C., Huang S., Pompili D.* LLM-based multi-agent reinforcement learning: Current and future directions // arXiv preprint arXiv:2405.11106. – 2024.
12. *Апанасович К.С., Махныткина О.В., Кабаров В.И., Далевская О.П.* RuPersonaChat: корпус диалогов для персонификации разговорных агентов // Науч.-техн. вестник информационных технологий, механики и оптики. – 2024. – Т. 24, № 2. – С. 214–221.
13. *Zheng M. et al.* When "A Helpful Assistant" Is Not Really Helpful: Personas in System Prompts Do Not Improve Performances of Large Language Models // Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2024. – 2024. – С. 15126–15154.
14. *Shoham Y., Leyton-Brown K.* Multiagent Systems: Algorithmic, Game-Theoretic, and Logical Foundations. – Cambridge: Cambridge University Press, 2008.
15. *Wang T. et al.* LLM-powered Multi-agent Framework for Goal-oriented Learning in Intelligent Tutoring System // arXiv preprint arXiv:2501.15749. – 2025.